31 | 模型迭代：阿里巴巴是如何迭代更新推荐模型的?

2020-12-25 王喆

深度学习推荐系统实战 进入课程 >

讲述：正霖
时长 13:12 大小 12.10M

你好，我是王喆。

前两天，我问了我团队中推荐工程师们一个问题，“你们觉得在推荐系统领域工作，最大的挑战是什么？”。有的人说是模型调参，有的人说是工程落地，有的人说是找到下一步改进的思路。那现在听到这个问题的你，认为会是什么呢？

其实，刚才的这些回答都很好。不过，我的想法和大家稍有不同，我认为工作中最大的挑战就是，**不断地优化整个推荐系统的架构，做到持续的效果提升和高质量的模型迭代。**这是因为，从我们成为一名算法工程师的第一天开始就在不断面临挑战，不仅要跟别人赛跑，也要跟自己赛跑，而超越过去的自己往往是最难的。

那这节课，我就以阿里妈妈团队的经验为例，带你看一看业界一线的团队是如何实现模型的持续迭代创新，做到好上加好的。在学习这节课的时候，我再给你一点小建议，不要纠结于每个模型的细节，而是要多体会阿里的工程师是如何定位创新点的。

阿里妈妈推荐系统的应用场景

阿里妈妈是阿里巴巴集团的营销广告团队，他们负责了阿里大部分广告推荐系统的工作。下图 1 就是一个阿里妈妈典型的广告推荐场景。

这是我在手机淘宝上搜索了“篮球鞋”之后，App 给我推荐的一个商品列表。其中，第一个搜索结果的左上角带着 HOT 标识，左下角还有一个比较隐蔽的灰色“广告”标识。那带有这两个标志的，就是阿里妈妈广告推荐系统推荐的商品啦。

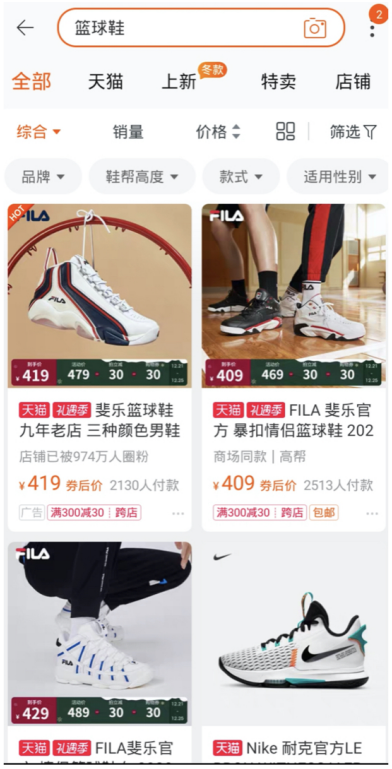


图1 阿里妈妈广告推荐的场景

如果让你来构建这个广告推荐模型，你觉得应该考虑的关键点是什么？

我们可以重点从它的商业目标来思考。阿里妈妈的广告大部分是按照 CPC（Cost Per Click）付费的，也就是按照点击效果付费的，所以构建这个模型最重要的一点就是要准确预测每个广告商品的点击率，这样才能把高点击率的商品个性化地推荐给特定的用户，让整个广告系统的收益更高。

因此，模型怎么预测出用户爱点击的广告种类就是重中之重了。那预测广告就一定要分析和利用用户的历史行为，因为这些历史行为之中包含了用户最真实的购买兴趣。

而阿里妈妈推荐模型的主要进化和迭代的方向，也是围绕着用户历史行为的处理展开的。下面，我们就来一起看一看阿里妈妈深度推荐模型的进化过程。

阿里妈妈深度推荐模型的进化过程

阿里妈妈深度推荐模型的起点被称为 Base Model，它是一个基础版本的模型结构，就是我们之前讲过的 Embedding MLP 的结构，它的结构如图 2 所示。

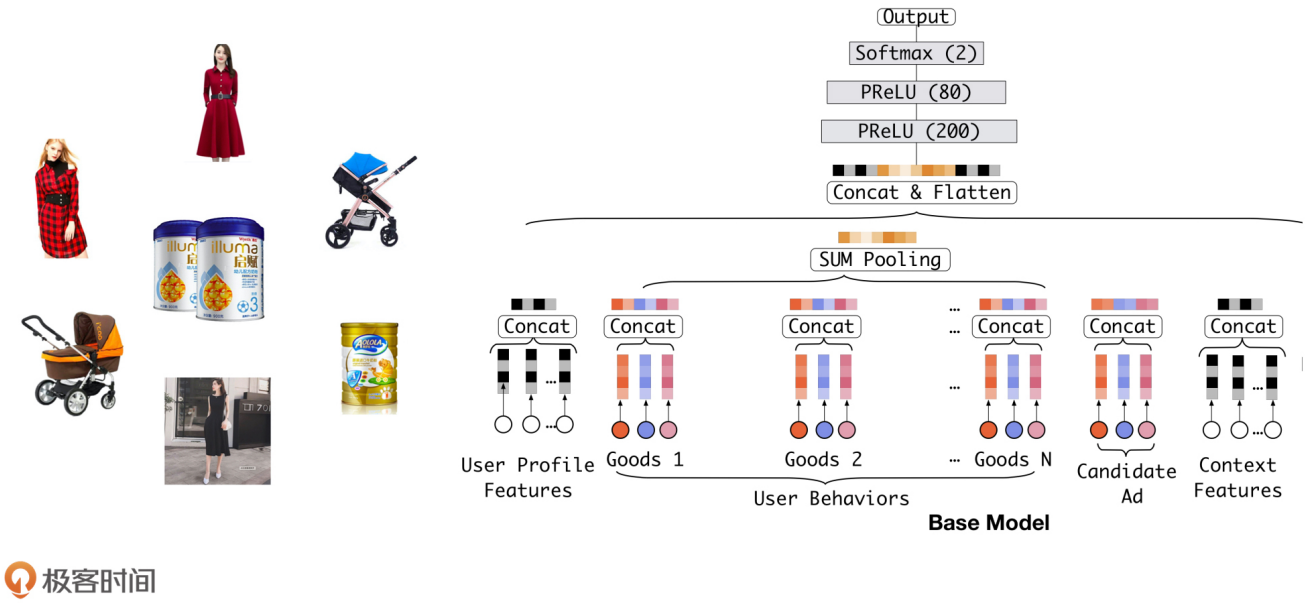


图2 Base Model的架构和用户历史行为样例

Base Model 的输入特征包括用户特征、广告特征、场景特征等等，我们最需要关注的，就是它处理用户行为特征的原理，也就是图中彩色的部分。

Base Model 使用了 SUM Pooling 层将用户的所有历史购买商品 Embedding 进行了加和。这样一来，Base Model 就会一视同仁、不分重点地把用户的历史行为都加起来，形成一个固定的用户兴趣向量。

比如说，如果一位女性用户购买过连衣裙、奶粉、婴儿车，她的兴趣向量就是全部商品 Embedding 的平均。

这当然是一种很粗糙的历史行为处理方式，自然就成为了阿里的工程师需要重点改进的方向。那具体该怎么改进呢？我们在第 21 节课讲过，就是使用注意力机制来计算每个历史行为和当前要预测的候选广告物品之间的关系，关系紧密的权重大，关系疏远的权重低。

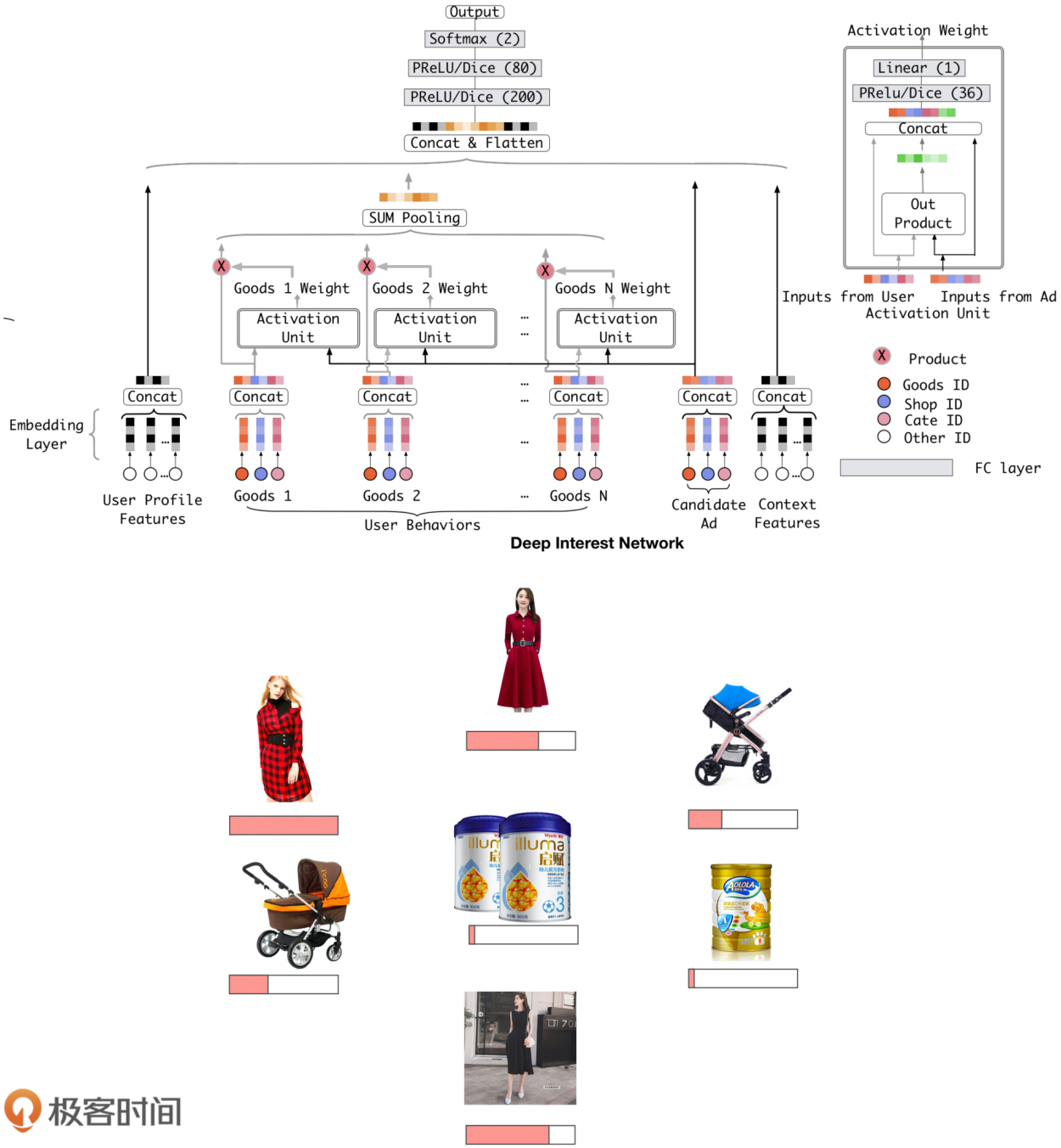


图3 DIN的模型架构和相应的用户历史行为样例

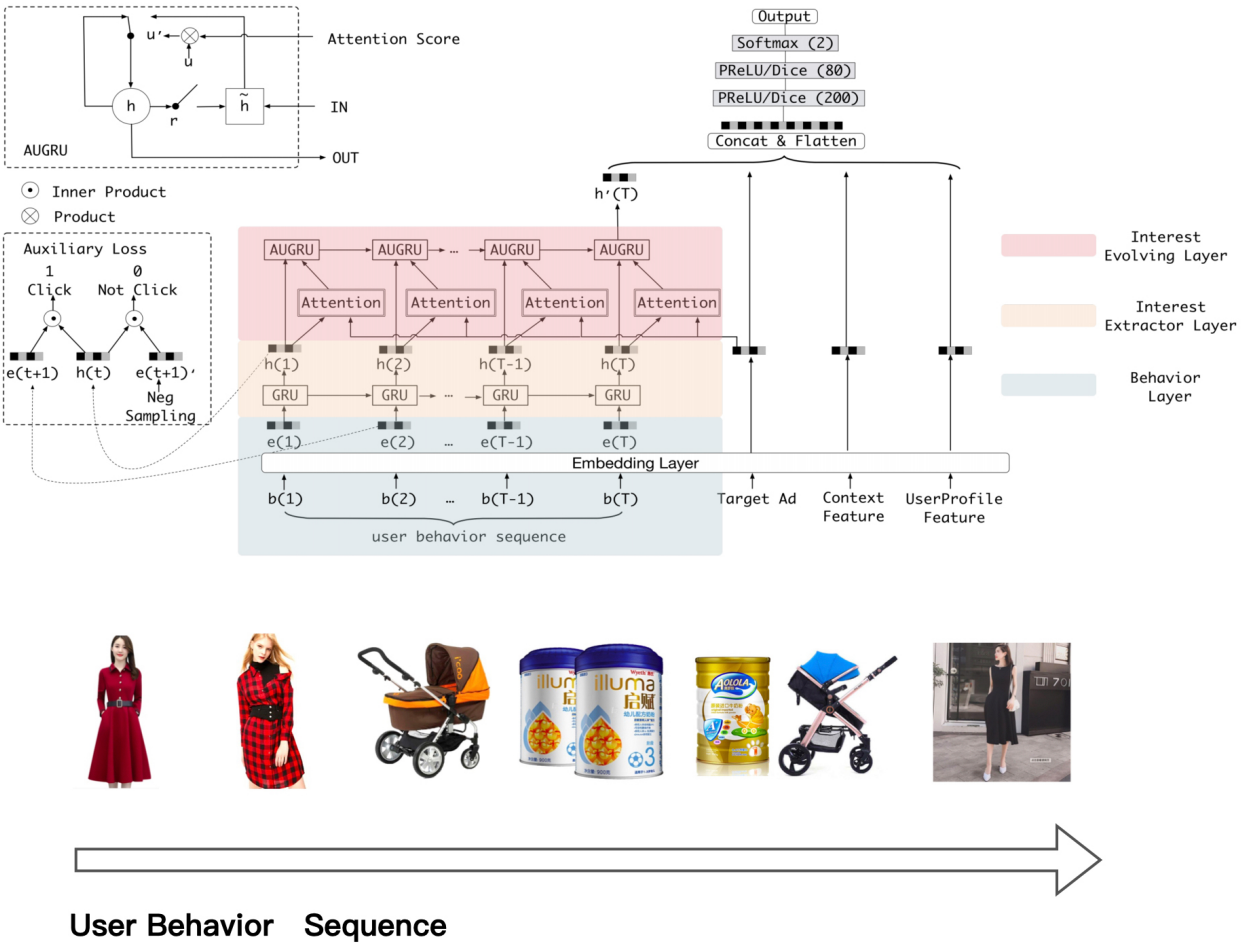
这样一来，如果我们要预测这位用户购买另一套女装时的 CTR，在历史行为中，购买连衣裙这类商品的权重就会高，而购买奶粉这类不相关商品的权重就会低，就像图 3 中商品下面的进度条一样。

那通过这个例子我们又一次证明了，引入注意力机制是非常符合我们购买习惯的一种模型改进方式。

但是，模型的改进到这里就结束了吗？当然不是，我们虽然引入了注意力机制，但还没有考虑商品的购买时间啊。

举个例子来说，你前一天在天猫上买了一个键盘，今天你又在天猫上闲逛。那对推荐系统来说，是你前一天的购买经历比较重要，还是一年前的更重要呢？当然是前一天的，因为很可能因为你前一天购买了键盘，所以今天购买鼠标或者其他电脑周边的概率变大了，而这些连续事件之间的相关性，对模型来说是非常有用的知识。

于是，DIN 模型就进一步进化到了 DIEN 模型。图 4 就很好地展示了 DIEN 的模型结构和它对应的用户历史行为样例。



极客时间

图4 DIEN的模型架构和相应的用户历史行为样例

其实，本质上所有的用户历史行为都是序列式的，时间维度是天然附着在每个历史商品之上的属性。既然我们在之前的模型中把这个属性丢掉了，就一定存在着信息的浪费和知识的丢失。因此在改进模型时，这自然成为了一个突破点。

DIEN 正是在模型中加入了一个三层的序列模型结构，来处理用户的历史行为序列，进而抽取出用户的购买兴趣演化序列，最后预测出用户当前的购买兴趣。但是这次改进之后，模型的迭代之路似乎变得越来越难了，似乎算法工程师们把该想到的都想到了。

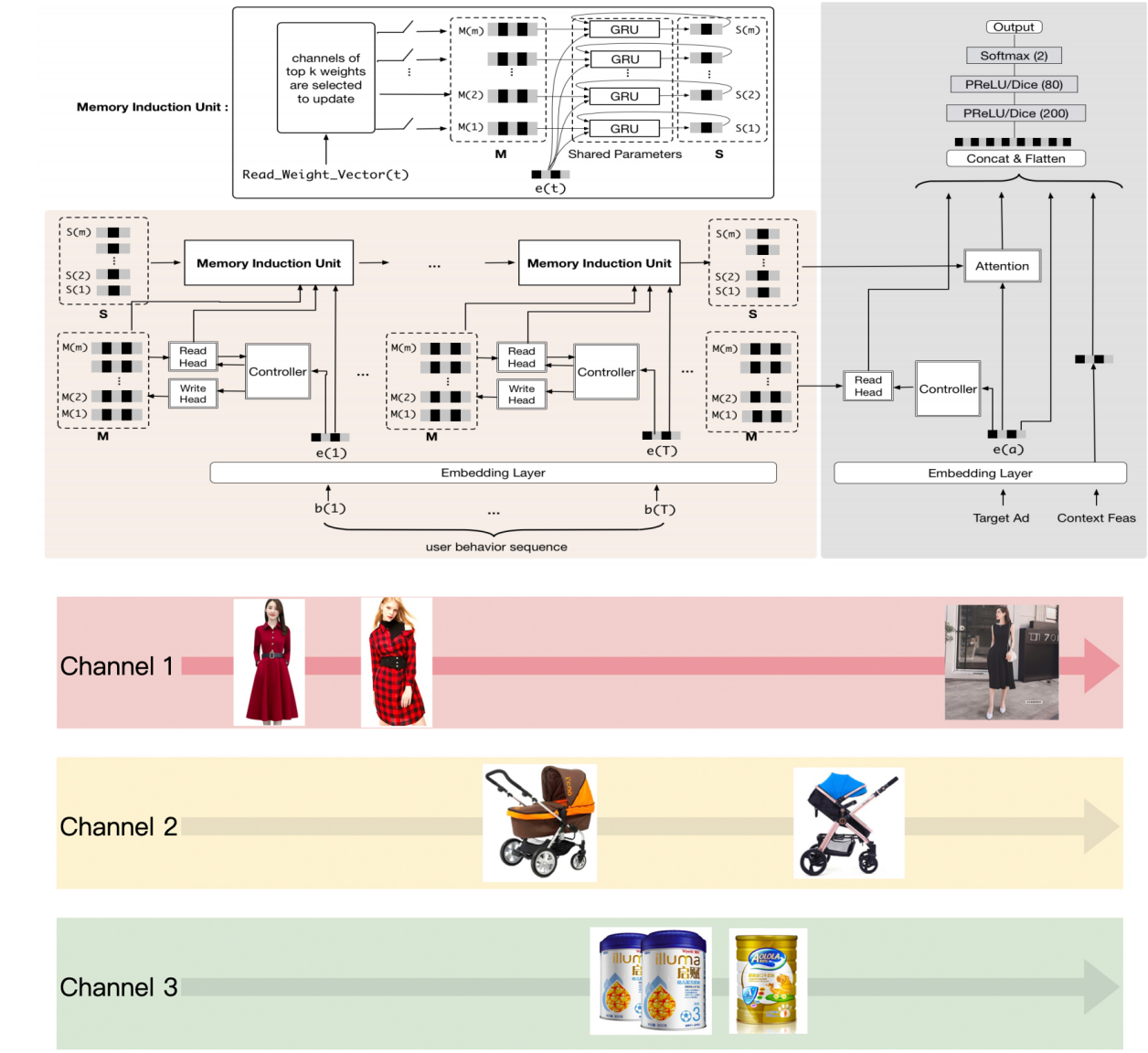
算法工程师这条职业道路确实是这样的，它是一个自己跟自己较劲的过程，上一轮大幅提高的优化效果，反而可能会成为这一轮改进的阻碍。这个时候，我们很可能会陷入阶段性的怀疑状态，怀疑自己还能不能找到更好的改进点。

这种自我怀疑是正常的，但更重要的是，我们能不能在阶段性的怀疑过后，重新开始冷静地分析问题，找到还没有利用过的信息资源，或者补上之前的某个技术短板，从而在现有系统中“扣出”下一个增长点。

这也是我们要从阿里工程师的工作中学习和借鉴的，下面，我们就来看看他们是怎么继续优化模型的。

2019 年，阿里的工程师们提出了新的模型改进思路，也就是多通道兴趣记忆网络 MIMN。因为他们发现，DIEN 虽然存在着序列模型的结构，但所有的历史行为都是在一条线上演化的，而事实上，用户的兴趣演化过程完全可以多条并行。这该怎么理解呢？

我们还以样例中的这位女性用户为例，她购买女装的兴趣演化路径，完全可以跟购买婴儿物品的演化路径平行，她的兴趣向量也可以是多个，而不仅仅局限于一个。



极客时间

图5 MIMN的模型架构和相应的用户历史行为样例

正是基于这样的模型改进动机，MIMN 相比于 DIEN 加入了多条平行的兴趣演化路径，最终为 Embedding MLP 的主模型提供了多个课选择的兴趣向量。当然，具体选择哪个，我们还是要根据当前兴趣与目标广告商品之间的注意力得分而定。通过引入兴趣演化的多通道，MIMN 进一步加强了模型的表达能力，让模型挖掘数据价值的能力更强。

说了这么多，这几个模型到底有没有提升阿里妈妈推荐系统的效果呢？我们来看一看表 1 的离线评估结果。从中我们可以看到，阿里采用了 ROC AUC 作为评估指标，正如期望的那样，随着模型的一步步改进，模型的效果在淘宝数据集和亚马逊数据集上都逐渐增强。

模　型	淘宝数据集(mean ± std)	亚马逊数据集(mean ± std)
Base Model	0.8709 ± 0.00184	0.7367 ± 0.00043
DIN	0.8833 ± 0.00220	0.7419 ± 0.00049
DIEN	0.9081 ± 0.00221	0.7481 ± 0.00102
MIMN	0.9179 ± 0.00325	0.7593 ± 0.00150

极客时间

表1 离线评估结果

当然，我建议所有论文中的实验效果你都应该辩证地来看，可以作为一个参考值，但不能全部相信。因为就像我常说的在，**模型结构不存在最优，只要你的数据、业务特点和阿里不一样，就不能假设这个模型在你的场景下具有同样的效果，所以根据自己的数据特点来改进模型才最重要。**

阿里妈妈的其他创新点

这个时候，有的同学可能会问了，阿里妈妈的同学们只是瞄着用户历史这个点去优化吗？感觉这一点的优化空间早晚会穷尽啊。我要说这个观察角度太好了，作为一名算法工程师，技术的格局和全面的视野都是非常重要的，技术的空间那么大，我们不能只盯着一个点去改进，要适当地跳出局限你的空间，去找到其他的技术短板。这样一来，我们往往会发现更好的迭代方向。

所以，阿里的工程师们除了对用户历史进行挖掘，也针对商品图片信息进行了建模，也就是所谓的 DICM（Deep Image CTR Model）。

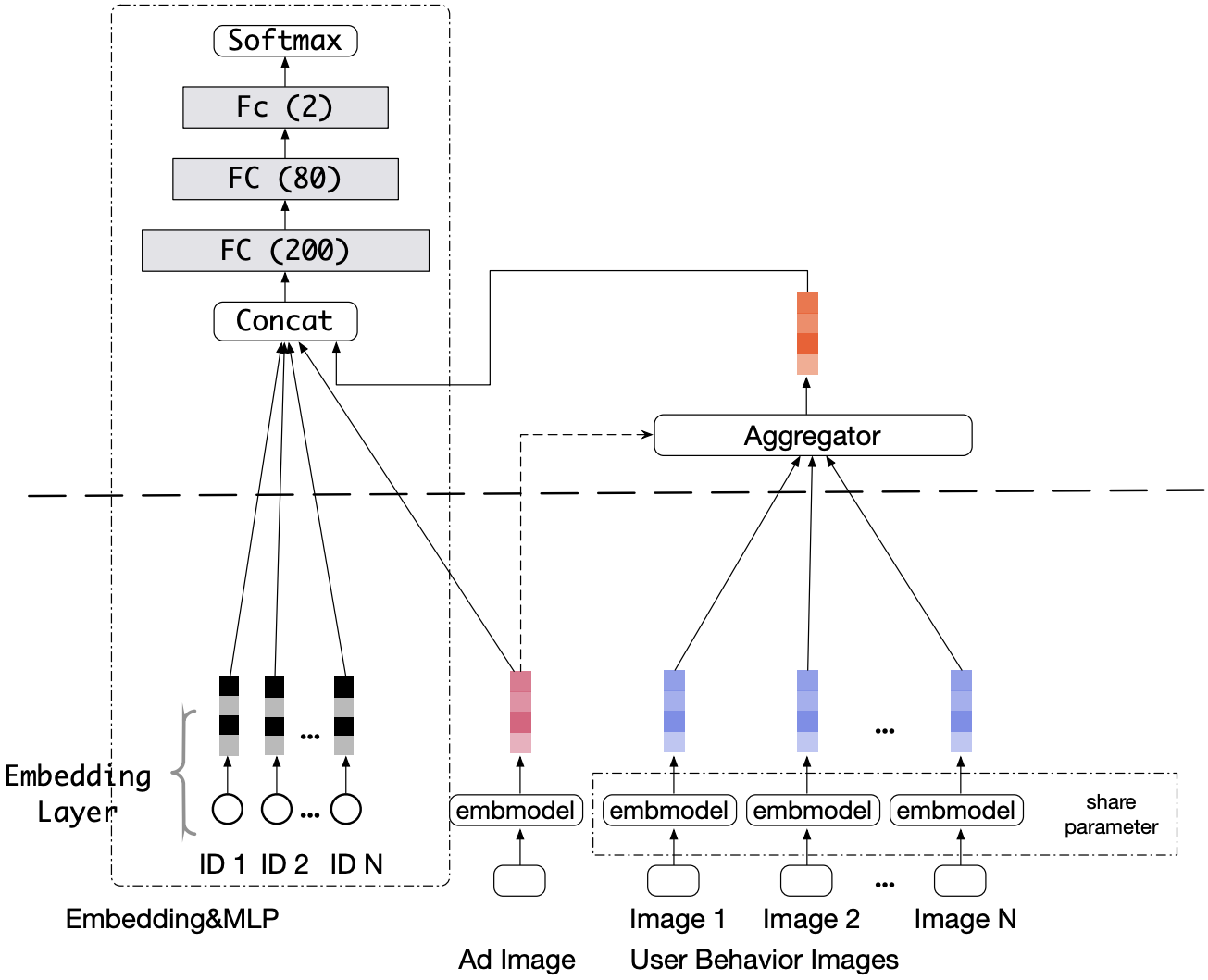


图6 DICM的模型架构

图 6 中 DICM 的模型结构很好理解，它还是采用了 Embedding MLP 的主模型架构，只不过引入了用户历史购买过的商品的图片信息，以及当前广告商品的图片信息。这些商品图片还是以 Embedding 的形式表示，然后输入后续 MLP 层进行处理。

因为要引入图片信息，所以在 MLP 层之前，还需要利用一个预训练好的 CV 模型来生成这些图片的 Embedding 表达。简单来说，就是一个预训练图片 Embedding+MLP 的模型结构。

除此之外，阿里团队还在很多方向上都做了研究。比如说，同时处理 CTR 预估和 CVR 预估问题的多目标优化模型 ESMM（Entire Space Multi-Task Model），基于用户会话进行会话内推荐的 DSIN（Deep Session Interest Network），可以在线快速排序的轻量级深度推荐模型 COLD(Computing power cost-aware Online and Lightweight Deep pre-ranking system) 等等。

我们可以用百花齐放来形容阿里团队的发展过程。你如果感兴趣，可以按照我提供的论文地址来进一步追踪学习。

我们能学到什么？

到这里，我带你从业务方面梳理了，业界一线团队进行模型迭代的过程。那我们到底能从阿里妈妈团队学到或者说借鉴到什么呢？为了帮助你彻底梳理清楚，我把阿里妈妈模型的发展过程分为横向和纵向这两个维度绘制了在下面。

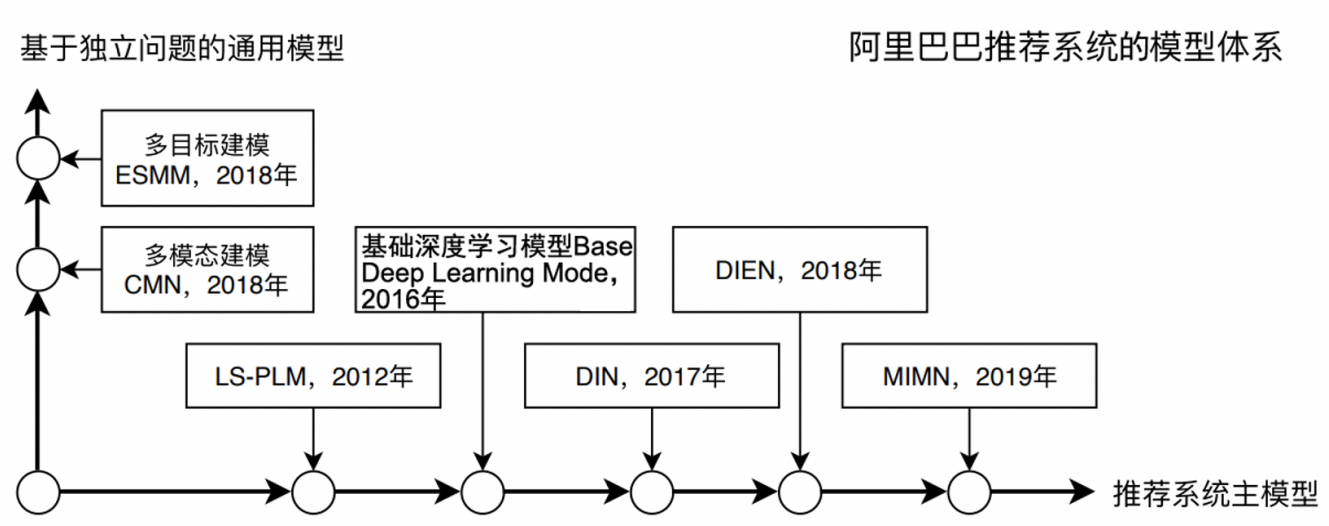


图7 阿里妈妈推荐模型的发展过程

横向的维度是推荐主模型的发展过程，从基础的深度模型一路走来，沿着挖掘用户行为信息的思路不断深化，我把这种发展思路叫做模型的深化演进思路。

但是深化演进的过程是一个不断挑战自己的过程，虽然我们说数据中埋藏着无穷无尽的宝藏，不可能让我们挖完，但是挖掘的难度一直在不断加大。

就像刚开始通过用深度学习模型替代传统机器学习模型，我们能取得 10% 这个量级的收益，加入注意力机制，加入序列模型这样大的结构改进，我们能取得 1%-3% 这个量级的收益，到后来，更加复杂的改进，可能只能取得 0.5% 甚至更低的收益。这个时候，我们就需要把视野拓宽，从其他角度看待推荐问题，找到新的切入点。

这方面，阿里给我们做了很好的示范。比如图 7 纵向的发展过程就是阿里团队对于一些独立问题的解决方法：多目标、多模态，包括我们之前提到的可以进行实时服务和在线学习在 COLD 模型。这些都是独立的技术点，但是它们对于推荐效果的提高可能丝毫不弱于主排序模型的改进。这种从不同角度改进推荐模型的思路，我称之为广度扩展。

推荐系统是一个非常复杂的系统，系统中成百上千个不同的模块共同围成了这个系统，它最终的效果也是由这几百上千个模块共同决定的。在通往资深推荐工程师的路上，你的任务是敏锐地发现这些模块中的短板，而不是总盯着最长的那块木板改进，只有高效地解决短板问题，我们才能取得最大的收益。这也是我们这门课为什么一直强调要系统性地建立知识体系的原因。

小结

今天，我带你总结了阿里妈妈团队推荐模型的发展过程。我们可以从两个维度来看阿里广告推荐模型的演进。

首先是深化演进这个迭代思路上，阿里妈妈对用户的历史行为进行了深入理解和不断挖掘，这让阿里妈妈模型从最初的 Embedding MLP 结构，到引入了注意力机制的 DIN，序列模型的 DIEN，再到能够利用多通道序列模型学习出用户多个兴趣向量的 MIMN，整个发展是一脉相承的。

其次，阿里妈妈还一直在践行“广度拓展”的模型迭代思路，从多目标、多模态，以及在线学习等多个角度改进推荐模型，实现了推荐系统的整体效果的提高。

最后，我把阿里妈妈模型演进过程中所有改进模型的特点，都总结在了下面，希望可以帮助你加深印象。

知识点	知识描述
Base Model	Embedding MLP结构
DIN	在Base Model基础上引入了注意力机制
DIEN	在DIN基础上，加入序列模型结构模拟用户兴趣进化
MIMN	在DIEN基础上，利用多序列模型提取出用户的多个兴趣向量
DICM	在Base Model基础上，预训练商品图片Embedding， 输入模型与其他特征共同训练
“深化演进”思路	针对同一个技术点进行不断的技术迭代， 不断提升推荐系统的效果
“广度拓展”思路	在旧的技术点已经被充分挖掘的时候， 跳到更高的技术高度之上，这种从不同角度改进推荐系统

极客时间

课后思考

最后的最后，我希望咱们再来做一个开放型的练习：如果我让你在 MIMN 的基础上进一步改进模型，你觉得还有什么可供挖掘的用户行为信息吗？或者说还有什么方式能够进一步利用好用户行为信息吗？

期待在留言区看到你的创意和思考，我们下节课见！

提建议

更多学习推荐

© 版权归极客邦科技所有，未经许可不得传播售卖。 页面已增加防盗追踪，如有侵权极客邦将依法追究其法律责任。

上一篇 30 | 流处理平台：Flink是如何快速识别用户兴趣，实现实时推荐的？

下一篇 32 | 强化学习案例：美团是如何在推荐系统中落地强化学习的？

精选留言 (5)

写留言

张弛 Conor
2020-12-25

思考题：我在想，当前模型在考虑用户历史行为信息时，只考虑了用户的点击行为，能否将特定的曝光行为也考虑进去呢？比如，历史曝光过得广告商品，或曝光时间较长的商品。这样做，不仅可以做更深层次的兴趣挖掘，还可以尝试去做兴趣培养。就像对于某音某手的平台，人们往往诟病的是推荐算法让人变得更极端，推荐算法能否挖掘出或识别出能够改变人兴趣或观点的item呢？

展开

作者回复: 这是一个非常好的点，其实有点类似于我们经常说的疲劳度，或者探索的思想。

我记得YouTube那个模型中我讲过，它放入了曝光item的次数这个feature，其实就是想让它发挥一个负相关的作用，尽量去推荐新的视频。

我想这类曝光ID类的feature就是要告诉模型说，我们这个item已经推荐的够多了，不用再继续推荐了。

2

Geek_b86285
2020-12-25

老师您好，能否讲讲你的团队在Roku搭建推荐系统过程中的经验。如何从0到1不断迭代，其中遇到过哪些问题和挑战，又是怎么解决的呢？想听听您从事这行的经验

作者回复: 经验都融合到每一讲的知识和方法论中了，不会具体介绍我们公司的经验。

1

Sicolas Flamel
2020-12-25

有一个问题，平时其实会推荐与购物车/收藏夹相似的商品，这部分推荐是否已经应用到实践中了？仔细看了一下文中确实是只用了历史购买信息。

个人体验会过一个月啊过半年的更新购物车内容。收藏夹的东西大部分是好友分享同时自己也感兴趣的。...

展开

作者回复: 很好的观察。其实你不用管阿里到底有没有用这些信息。毫无疑问这些行为是有价值的，特别是添加到购物车这个信号。在自己的实践中完全可以去思考自己场景下有用的特征，有用的信号有哪些，然后尝试引入这些特征，观察效果。

那时刻
2020-12-25

课后思考题，感觉还可以利用用户的浏览记录，搜索记录，以及用户与朋友之间推荐分享记录。

作者回复: 非常好，这是扩充特征的思路。其实阿里模型中用到的特征确实不能算多，可以考虑引入更多交互行为和相关特征。

ALAN
2020-12-25

老师讲的非常好。这里有几个小问题，DIN网络训练时，N个商品的N是固定的吗？一般取多少？候选ID会放进去训练吗？输出的目标是什么？

展开

作者回复: 1、你觉得N取多少应该取决于什么？
2、候选集ID放进去训练这个问题不好，说明你没有理解DIN的原理
3、目标是预测点击这类正样本标签